

非線形ワークショップ  
2022 夏の大会

Session C

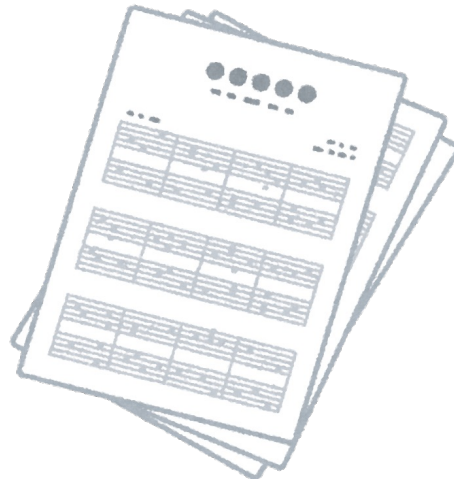
2022.8.30 08:50-10:30

## 研究目的

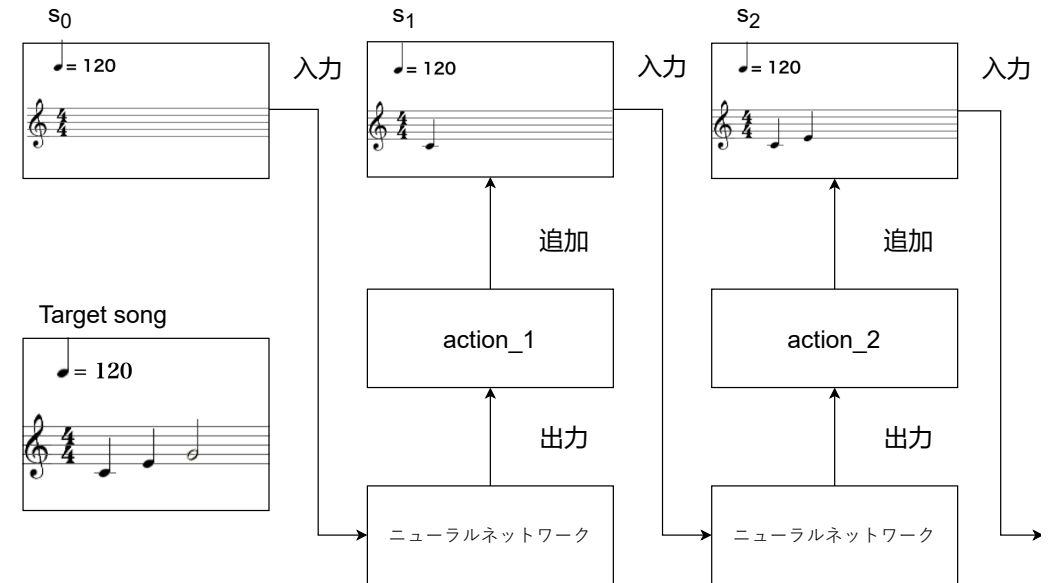
深層強化学習を使用した音楽の採譜

---採譜とは---

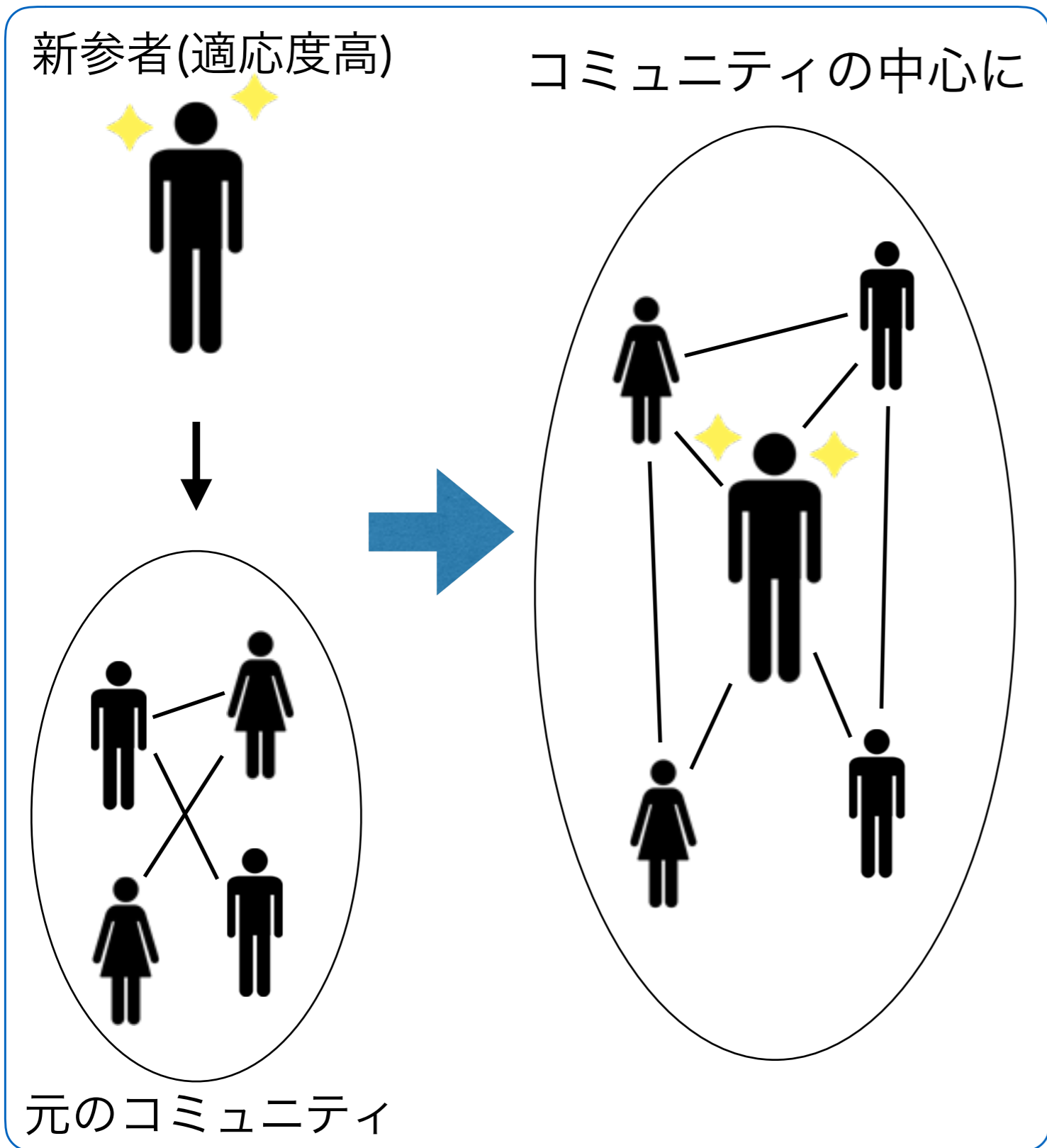
音楽の演奏を正確に聴き取り、それを譜面に書き起こすこと



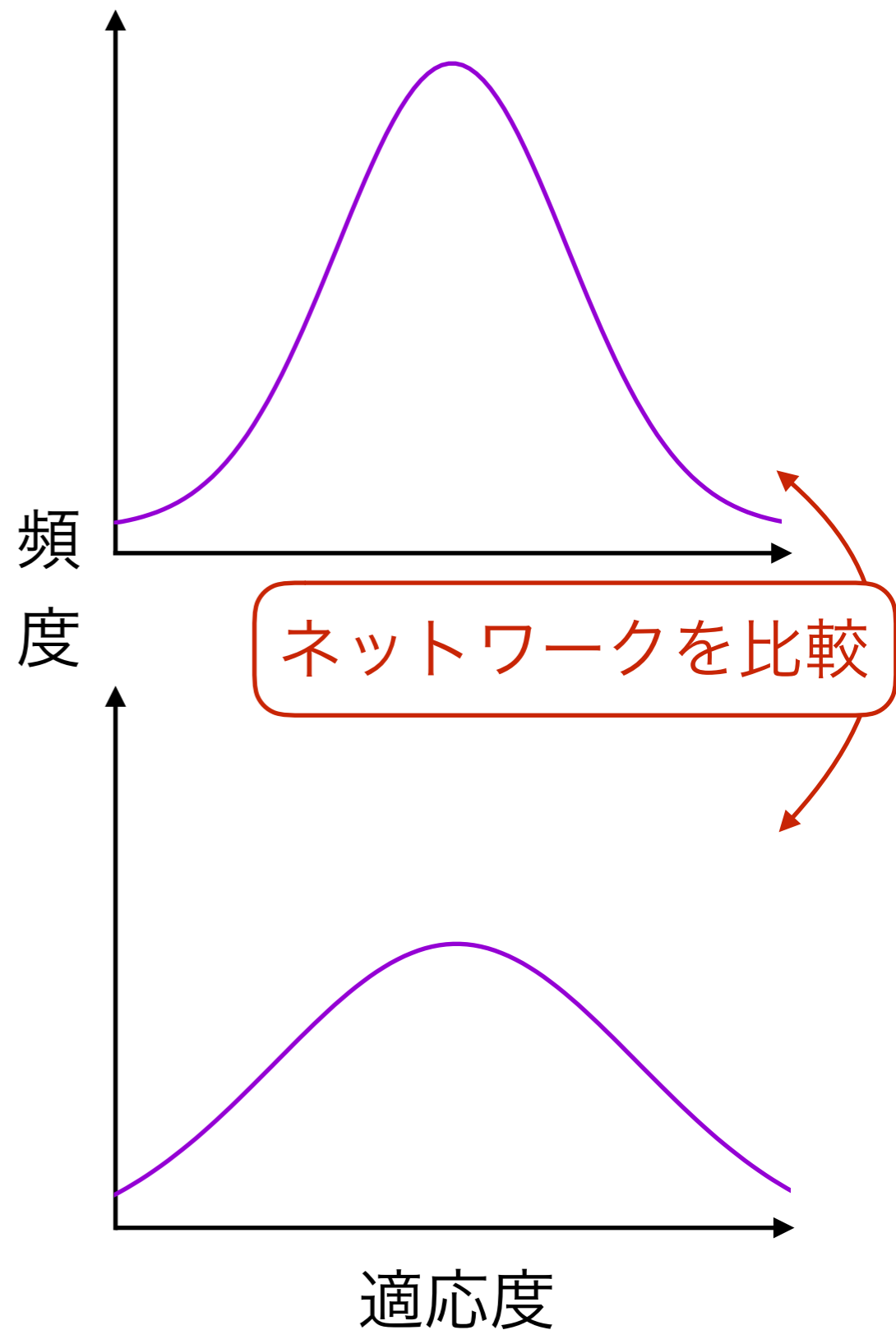
## 提案手法



## 適応度モデル



## 適応度の確率分布



# Evaluating Latency Performance in Ad-hoc IoT-Blockchain Network



- Background

Deploy the blockchain on an **ad-hoc IoT network** which can solve Single Point of Failure (SPoF) issue

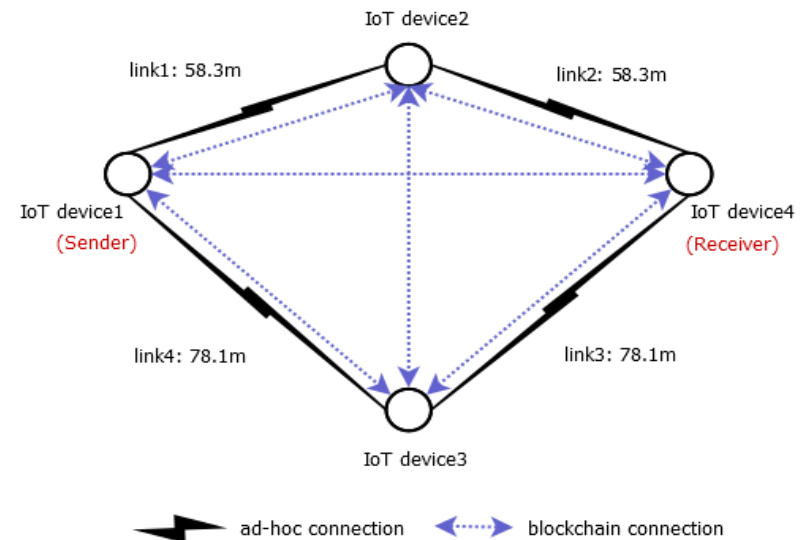
**Latency** affects the synchronization of transaction and block information

- This research

Investigate two blockchain latency metrics named TOL and BOL



Assess TOL and BOL when using two consensus mechanisms

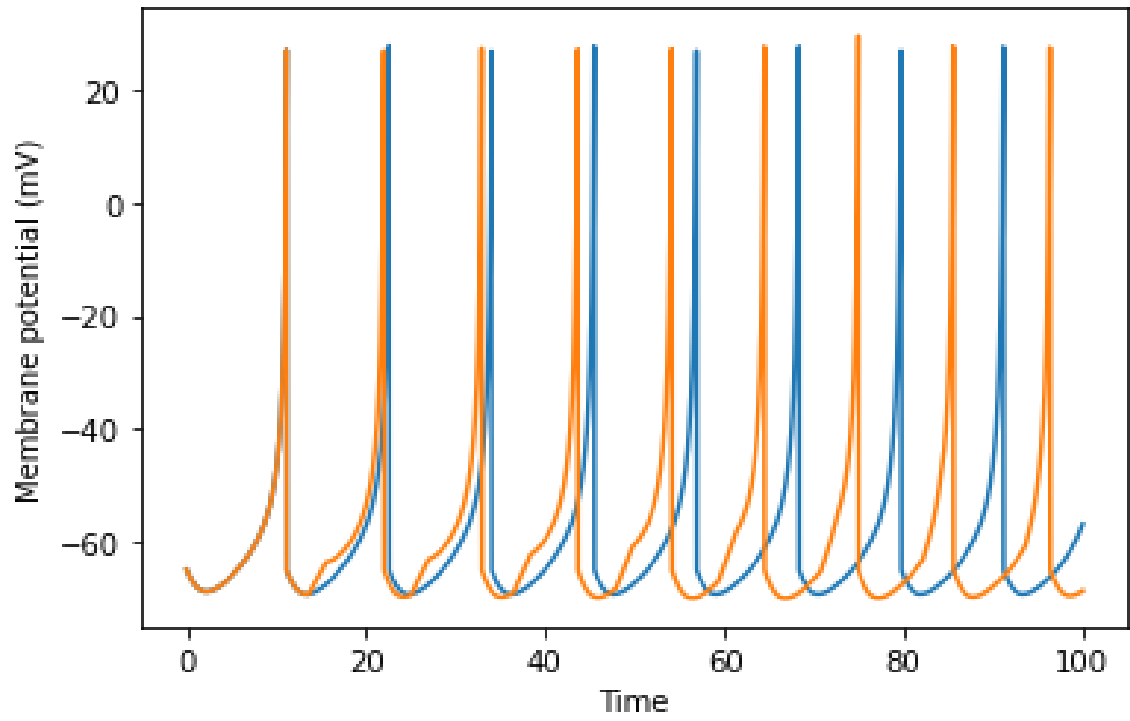
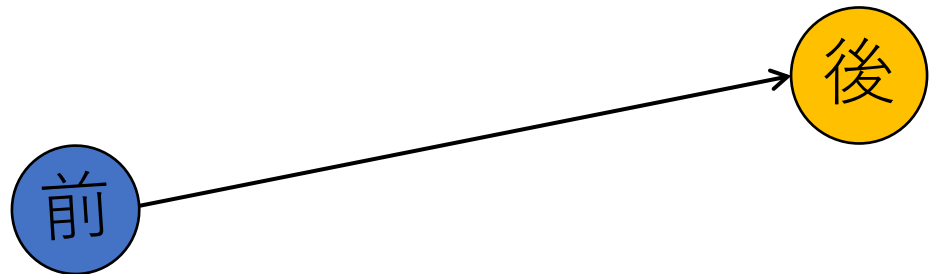


Ad-hoc IoT-Blockchain network

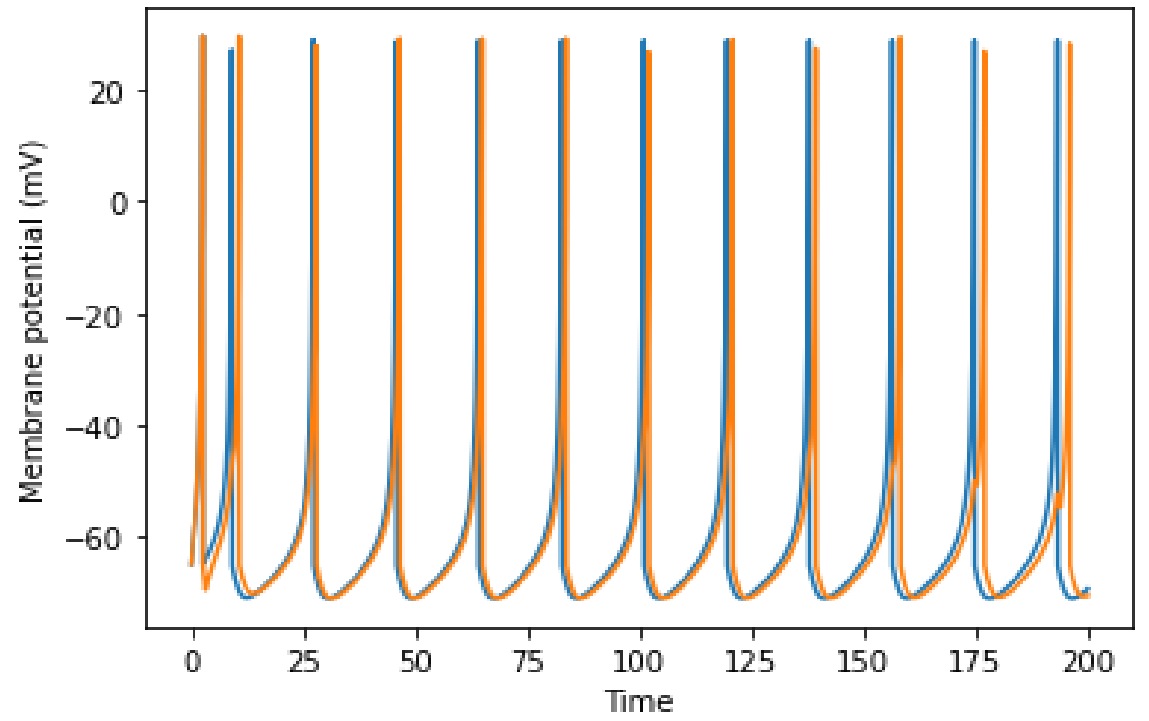
C-04

# Izhikevich ニューロンモデルを用いた興奮性/抑制性 ニューロンの振舞いの変化

藤田研B3\_小室緩太



興奮性ニューロン



抑制性ニューロン

## ポスター【C-05】



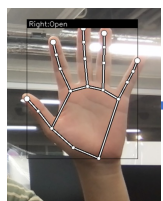
# MediaPipeとSVMを用いた日本語指文字認識システムの試作



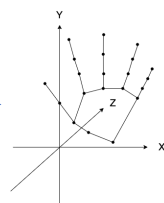
東京都市大学大学院 M2 安室 誠直

### 目的

MediaPipe Handを使い指文字認識を試みる



Mediapipe  
Hands



### 画像を用いた分類

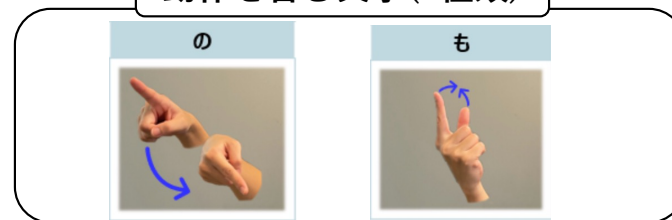
Alphabet : 24種類・hiragana : 41種類

手法	正解率 (%)	最大使用率 (MiB)	時間 (s)
DNN (Alphabet)	99.6	657 ± 5.95	1.14 ± 0.05
SVM (Alphabet)	100	178 ± 3.01	0.2 ± 0.00
SVM (hiragana)	99.9	183 ± 7.35	0.16 ± 0.04

### 今後の方針

- 動きを伴う5種類の文字を追加した、ひらがな46種類の分類を行う

動作を含む文字(5種類)



データ : 1.5秒程度の動画 (FPS10)  
データ数 : Training : 自分の動画(1380本),  
Validation: 他人(3人程度)



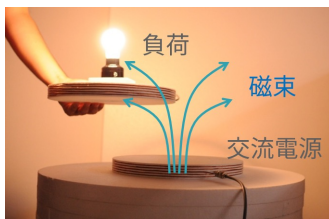
**動画データに個人差が存在するか検証する**

### 【参考文献】

Yasumuro, Masanao, and Kenya Jin'no. "Japanese fingerspelling identification by using MediaPipe." *Nonlinear Theory and Its Applications, IEICE 13.2* (2022): 288-293.  
<https://www.suretalk.mb.softbank.jp/column/contents/000106.php> cited 2022/7/27.

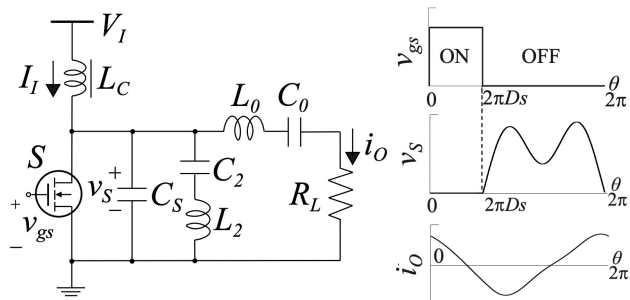
## 研究背景

- 無線電力伝送 (Wireless power transfer: WPT)
  - 利便性、安全性向上・付加価値創成
- パワーマネジメント
  - 負荷変動・位置ずれに対して安定した動作



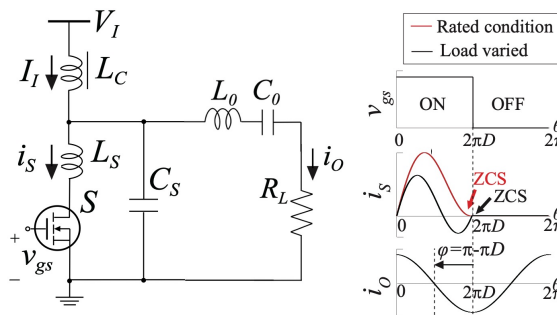
## 研究課題

- 代表的な直列共振一定出力電流送電器
  - 低出力電力容量・高全高調波歪



回路図  
動作波形  
負荷非依存EF級インバータ [1]

## 提案回路



回路図  
動作波形

負荷非依存ZCS一定出力電流直列共振インバータ

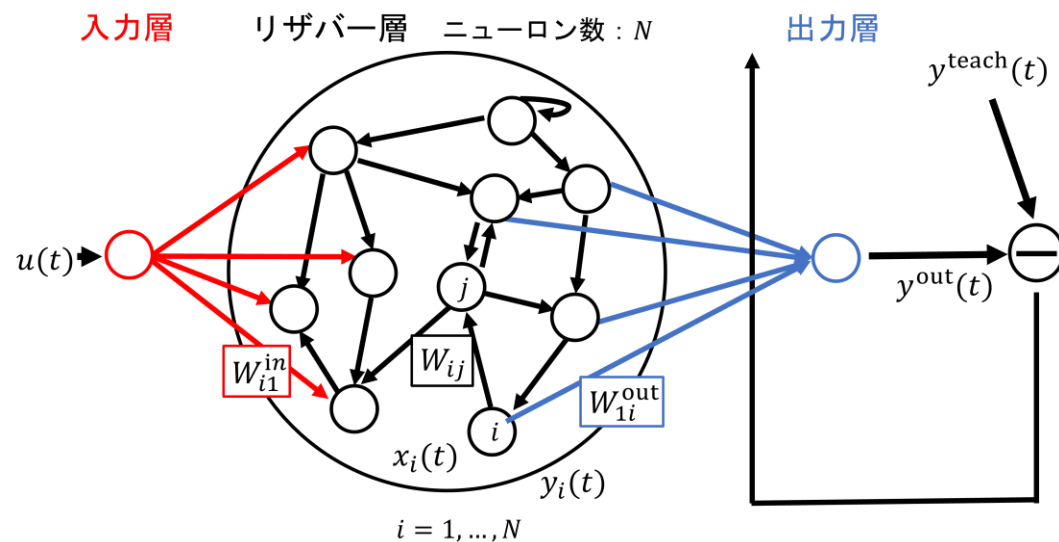
### 提案回路の貢献

- 負荷非依存EF級インバータより**2倍高い電力出力容量**・**3倍低い全高調波歪達成**
- 負荷非依存EF級インバータと同等の電力変換効率達成
- 負荷非依存設計により**負荷によらずZCS・一定出力電流達成**

[1] S. Aldhafer, D. Yates, and P. Mitcheson, "Load-independent class E/EF inverters and rectifiers for MHz-switching applications," *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 33, no. 10, pp. 8270-8287, Oct. 2018.

# C-08 時系列予測における リザーバー層ニューロンの性能調査

東北大学 堀尾研究室 M1 石井 豪



$$x_i(t+1) = kx_i(t) + W_{1i}^{\text{in}}u(t) + \sum_{j=1}^N W_{ij}y_j(t),$$
$$y_i(t+1) = (1-\alpha)y_i(t) + \alpha f(x_i(t+1)).$$

リザーバー層に3種類のニューロン

- ① 通常のニューロン  $k=0$ かつ $\alpha=1$
- ② 内部状態が減衰するニューロン  $k \neq 0$ かつ $\alpha=1$
- ③ 出力が減衰するニューロン  $k=0$ かつ $\alpha \neq 1$

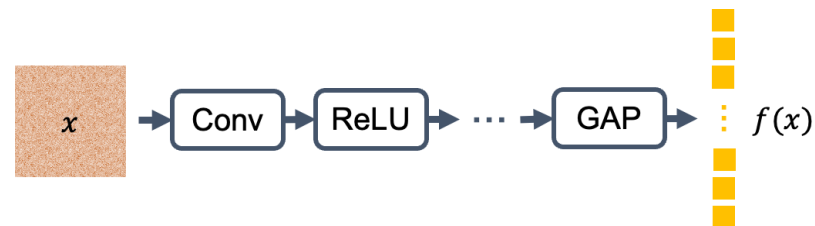
を用いた場合の性能を比較する

## 目的

作成したZero-shot評価指標が  
基本的なCNNに対して

実際に分類性能を推定できているかを検討する

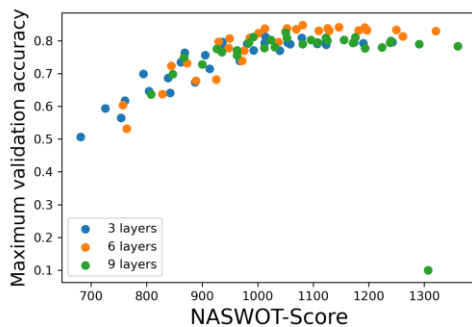
## 提案手法の評価指標



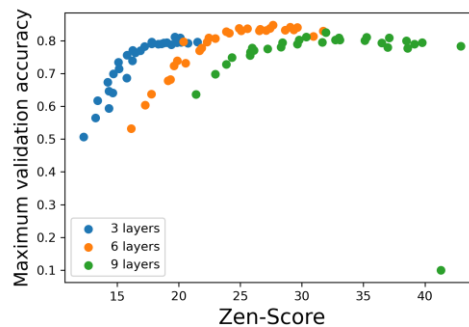
$$G = \log \frac{\mathbb{E}_x \|f(x)\|_{L_1}}{l \cdot s}$$

$x$ : 標準ガウス乱数で与えた入力  
 $l$ : 層数  
 $p$ : 総パラメータ数

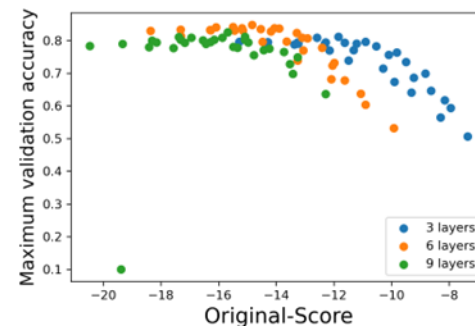
## 分類性能と指標値の関係



NASWOT-Score[1]



Zen-Score[2]



提案手法の評価指標

[1] Joseph Mellor, Jack Turner, Amos Storkey, Elliot J. Crowley, "Neural Architecture Search without Training," Proc. ICML 2021.

[2] Ming Lin, Pichao Wang, Zhenhong Sun, Heseng Chen, Xiuyu Sun, Qi Qian, Hao Li, Rong Jin, "Zen-NAS: A Zero-Shot NAS for High-Performance Deep Image Recognition," Proc. ICCV 2021.

